

化学反応装置用ニューロコントローラの開発研究

山内 紀宏* 朝倉 俊行**

Automatic Control Synthesis Based on Integrated Neuro-Controller

Norihiro YAMAUCHI* and Toshiyuki ASAKURA**

(Received February 26, 2001)

The purpose of this study is to develop a multi-functional automated process controller for use in a synthesis system of chemical reactions. Chemical reactions can be very complex, making it difficult to control the reaction temperature. In this research, a neural network is proposed for controlling the temperature of the reaction. First, a neural network controller is constructed to regulate the temperature of the chemical reaction, and then its effectiveness is tested through experiments. Next, a neural network diagnostic system is proposed in the event of machine trouble or human error. A new type of chemical conversion estimation is also proposed from these results. Finally, it is verified that it can efficiently control the chemical reaction using developed AI process controller.

Key Words : Neural Network, Process Control, Adaptive Control, Diagnostics

1. 緒 言

化学プラントの合成反応は、あらかじめ実験室で合成反応実験を繰り返し、目的の機能を持つ高分子を合成して、次にパイロットプラントでスケールアップの実験をする。重合反応のような高発熱反応では、発生熱を適切な方法で抑制しなければ、生成される分子量のばらつきが大きくスケールアップのためのデータを得ることができない。パイロットプラントでは、手作業中心の実験から、化学プラントでの温度、流量、圧力制御を自動化させる技術を併せ持たなければならない。また従来の化学プラントの9割近くがPID制御またはPID制御を応用した制御^[1]を使用している。反応時にはそれぞれの適したPIDパラメータを決定し入力する必要がある、またそれらのパラメータは、装置が異なる場合や反応

の種類が異なると使用できないことが多い。そのため、パラメータの調節の煩わしさを省くためにシステムパラメータを逐次推定するセルフチューニングコントロール(STC)^[2-7]を適用した報告がなされてきたが、線形モデルに限られている場合が多く、非線形で複雑に制御対象が変化するときの調整には不向きである。また単一入力であり化学反応のように温度、圧力、流量など複数の入力として扱う場合には計算が複雑になってしまう。本研究では、これまでに合成実験の自動化の研究を行い、実験室レベルからパイロットプラントレベルの反応装置[8]の開発を行ってきたが、制御面では、市販されている汎用PIDコントローラを使用しており満足な結果が得られないことが多かった。また化学反応専用に開発されたコントローラは非常に少なく、ほとんどがPID制御に基づくものであった。本研究では、これらの問題点を克服するためニューラルネットワークが持つ学習、予測機能、汎化能力を応用し、反応装置用の高機能ニューロコントローラを開発をして、シミュレーションと実験において良好な結果が得ら

*システム設計工学専攻

**知能システム工学科

*Dept. of System Design Engineering

**Dept. of Intelligent System Engineering

れたのでここに報告する。本コントローラの特徴として温度制御と、従来のコントローラには無い、暴走、異常反応判断および反応状態を推定する機能を備え、それぞれを統合型ニューラルネットワークで構成した。構築にはシミュレーションと実験を繰り返し行い制御、計測技術の向上を図った。またここで使用した実験装置は、パイロットプラント用に開発した時間遅れが生じる反応装置を用いた。また、温度制御においては、実験室レベルの反応装置も用いて、中和反応実験を行って、温度手法の検証を行った。本制御、計測手法は、パイロットプラントのみならず類似する構造を持つ実験室レベルの装置や化学プラントの装置の適応も目指す。最初に、実験で用いたパイロットプラントのシステム構成について述べ、従来のPIDカスケード制御における実験結果を示す。次に統合型ニューラルネットワークの構成について示し、時間遅れを考慮した温度制御手法について述べ、従来型のPIDカスケード制御と本手法による制御との比較実験を行った報告をする。さらに化学反応は、試薬の滴下量、濃度等によって異常に発熱し更に反応が進み暴走、異常反応が生じることがある。暴走反応による事故例は年間数例が報告されている。筆者の知る限り、化学反応の暴走、異常反応の判断をする報告はされていない。統合型ニューラルネットワークによって実際に反応装置で実験を行い、暴走、異常反応の判断を試みる。さらに新たな試みとして、実験者は化学反応の状態や終点を求めるため実験中に一定時間ごとにサンプリングを行っているが有害な試薬を扱ったり、有毒ガスが発生するために作業は危険を伴うことがあった。本研究では、化学反応状態の推定に、特性の変化が激しい重合反応のデータを用いて、ニューラルネットワークの予測、汎化能力を応用して重合反応の状態推定、終点の検出を行うことを検討した。

2. 化学反応装置

Fig. 1に、開発した実験室レベルの反応装置を示す。ウォーターバスにフラスコを浸してヒータの加熱によって温度制御を行う。フラスコ内へのモノマーや触媒の注入は、滴下ポンプにより自動で行う。フラスコの容量は、0.5 l ~ 2 l であり攪拌機によって攪拌を行う。Fig. 2に、パイロットプラント用に開発した反応装置を示す。反応容器の容量が12 lで実験室

用の反応装置^[8]よりも容量が大きく大型の加熱冷却装置を備えている。従来の装置よりも、反応容器を上部に固定し操作性の向上と、反応容器外側にある過熱冷却をするジャケットの伝熱面積を大きくし、伝熱効率を高めている。重合反応などの高発熱反応で、分子量が反応前後で大きく異なる特性の変化にも対応する反応制御を目的として開発した装置である。

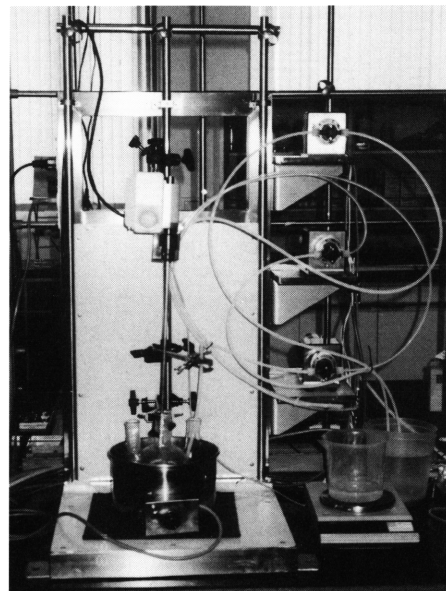


Fig.1 Automated synthesis for Laboratory level



Fig.2 Automated synthesis for pilot plant

Fig. 3に、加熱冷却装置も含めた全体の構成を示す。温度制御は、常時ジャケット内に熱媒を送り込み、加熱冷却装置内のヒータと冷却バルブによって反応容器内の温度制御を行う。さらに、滴下ポンプにより自動で反応開始剤や、モノマーの滴下を行う。ま

た本構成は、実際の化学プラントと比較して、熱媒の代わりに蒸気を用いることもあるが同様の構成になりスケールアップのデータが得られやすいメリットがある。しかし化学プラントと同様に、加熱冷却共に、配管の長さ分の時間遅れとジャケットから反応容器までの伝熱の時間遅れが生じる。そのため1ループのPID制御では、時定数に比例する大きなハンチングが生じて、全く化学反応には対応できない。化学プラント同様にPIDコントローラを2台用いてPIDカスケード制御を行っている。カスケード上位にあるPIDコントローラを1次ループとし容器内温度を入力する。下位にあるPIDコントローラを2次ループとしてジャケット温度を入力する。1次ループの操作出力は、2次ループの設定値となり2次ループの操作出力で、加熱冷却装置装置側のヒータと冷却バルブを制御する。Fig.4に、PIDカスケード制御のブロック線図を示し、Fig.5にPIDカスケード制御による水の温度制御結果を示す。設定温度は、50℃とし市販されているPIDコントローラを使用した。反応熱は生じていないが1次2次PIDコントローラ共にPIDパラメータを求める必要があり、Fig.5のデータを得るまでには、最初にツィングラー・ニコルズ法でのオートチューニングによる調整をし、次に思考錯誤による微調整をした。開始温度40℃から行ったにもかかわらず約4℃ものオーバーシュートがあり改良の必要がある。しかし30分後からほぼ定常状態で制御を行っている。化学反応の定常偏差は反応温度により異なるが本研究では、 $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$ 以内でオーバーシュートは1℃以内を目標とする。

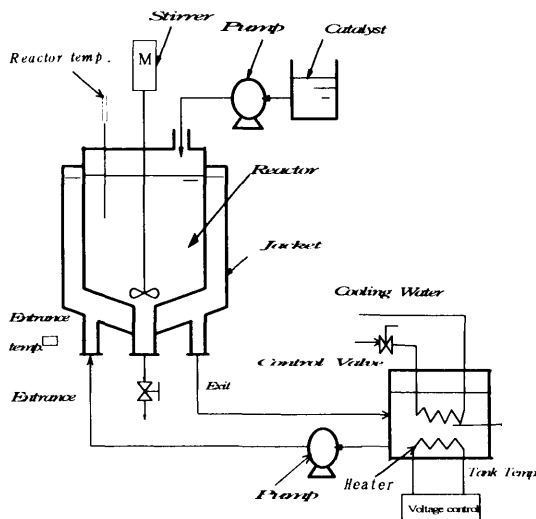


Fig.3 Structure of system

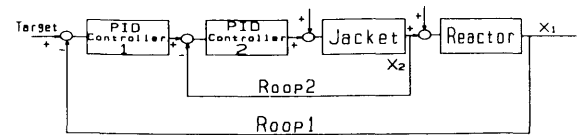


Fig.4 Structure of PID cascade control

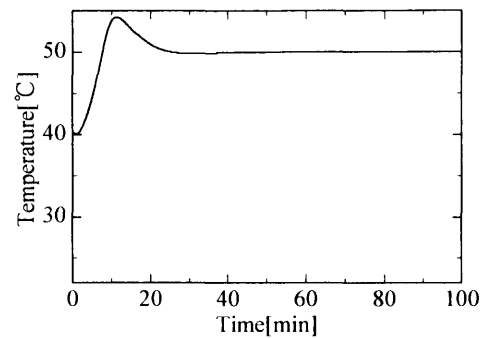


Fig.5 PID cascade control result

3. 統合型ニューラルネットワーク

多くの化学反応は、反応中に発熱や吸熱を伴い反応が進んでいく。また制御性を高めるために加熱や冷却能力を上げようとすると装置が大がかりになるばかりであり現実的ではない。本研究で扱う化学反応は、反応速度が非線形で、主に高発熱反応で状態変化の激しい重合反応とする。提案するコントローラは、実験室から化学プラントの制御にまで応用ができ汎用性が高く、ニューラルネットワークの学習、

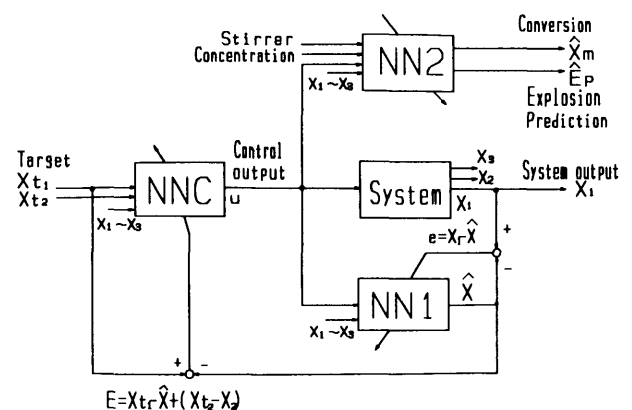


Fig.6 Integrated neuro-controller

予測, 汎化能力を応用し, 温度制御, 暴走, 異常反応判断, 化学反応状態の推定を1台で行うものとする. 従来の温度制御は, 温度データを個別に入力させコントローラで制御を行っていた. また, 暴走反応判定は, 温度設定器によって温度データを個別に入力し, 設定値を越えたときに異常であると判断を行っていた. しかしニューラルネットワークは, 同時に複数の温度データを入力でき, データの相互の結合により計算をするために, 化学反応全体のダイナミックスをとらえて, より正確に制御と判断ができる. また従来のコントローラでは行われていなかった化学反応の状態推定を, 温度制御を行いながらニューラルネットワークで推定することを検討する. 本研究では, 用いた3個のニューラルネットワークを, 統合型ニューラルネットワークとして構成し, Fig. 6にブロック線図を示す. NNC (ニューラルネットワークコントローラ) は, 自動反応装置の反応容器内温度制御に用い, NN1 (ニューラルネットワーク1) によりシステム同定を行い, 望ましい制御入力 u を生成するための逆システムを得る適応制御手法[10]をとる. これにより, 非線形モデルの制御性を向上させる. システム同定は, 現在より1ステップ前のデータを入力し, 現在のステップの温度データを学習データとして結合係数を順次更新する方法で行う. 温度制御ならびにシステム同定の学習アルゴリズムは, バックプロパゲーション法を用いた. Fig. 7にNNCとFig. 8にNN1の構成を示す. NNCとNN1は, 共に階層構造とし, それぞれ入力層のユニット層6, 中間層のユニット数30, 出力層1とした. ここで, サンプルタイム k における容器内温度, ジャケットの入口, 出口温度を, それぞれ $X_1(k)$, $X_2(k)$, $X_3(k)$ [°C] とし, それぞれの温度の速度成分も入力とした. 入力要素の決定は, 従来の制御で用いた要素と同一で, 測定点も同一とした. また, NNCでは, 設定値をTargetとし, NN1では, NNCの出力をOutputとした. さらに本温度制御の特徴として, 評価関数に反応容器内の温度とジャケット入口温度を用いて, お互いの持つ時間遅れを消去させる.

(1) 式に評価関数を示す.

$$E = a(X_{t1} - \hat{X}) + b(X_{t2} - X_2) \quad (1)$$

E : 評価関数

X_{t1} : 第1設定値 (主設定値), \hat{X} : 容器内温度推定値, X_{t2} : 第2設定値, X_2 : 入口温度, a, b : 固有値
ここで, X_{t1} は, 本来の設定値であり, X_{t2} は, 入口温度の設定値である. それぞれに設定値を設けてさらにその差を評価関数とする. これによりそれぞれが持つ時間遅れを消去し, 時間遅れがない偏差としてニューラルネットワークが学習するため制御性が向上する. 反応熱により X_{t2} は, X_{t1} と同一から1°C 高めの値とした. また, 温度制御のNNCの学習パラメータは, 学習率 (η) = 0.001, 慣性項定数 (α) = 0.1, 振動項定数 (β) = -0.1とし, システム同定のNN1の学習パラメータは, 学習率 (η) = 0.1, 慣性項定数 (α) = 0.3, 振動項定数 (β) = -0.1とした.

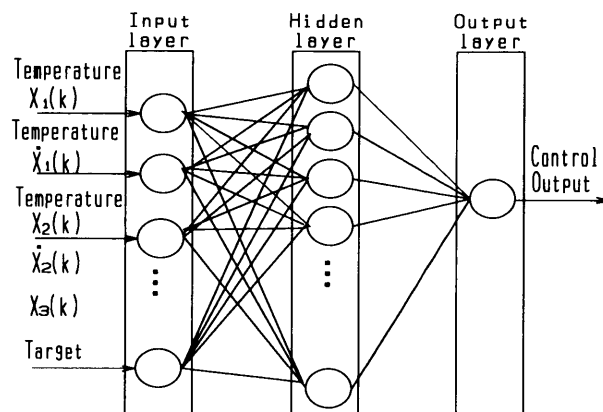


Fig. 7 Construction of NNC

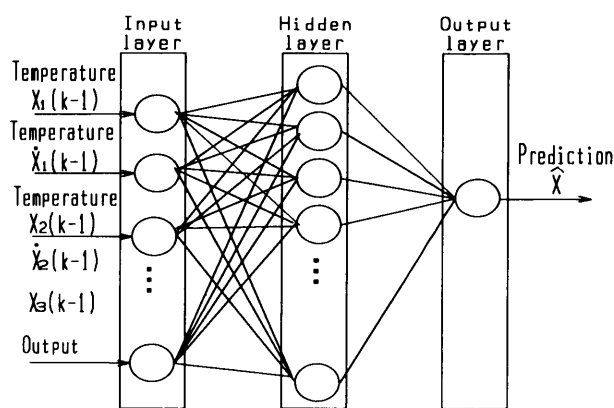


Fig. 8 Construction of NN1

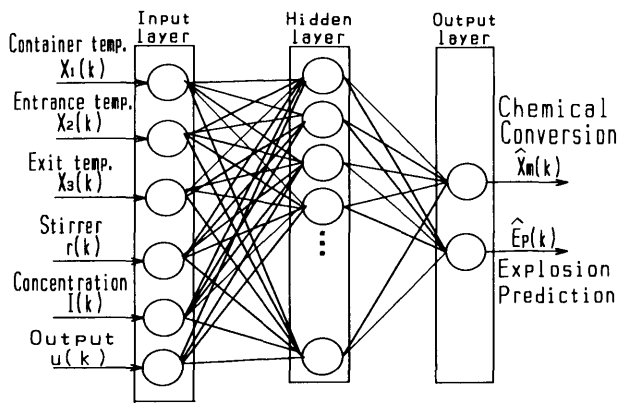


Fig.9 Construction of NN2

もう一方、NNCからの出力と、制御対象からの出力を入力とするNN2（ニューラルネットワーク2）を構成することによりオンラインで、暴走、異常反応の判断、化学反応状態推定を行う。Fig. 9にNN2の構成を示す。NN2の入力には、精度を向上させるために攪拌機の回転数、開始剤の濃度を外部から入力する。ニューラルネットワークの構造は、入力層（ユニット数6）、中間層（同50）出力層（同2）の3層からなる階層型ニューラルネットワークを用い、重合率 X_m の推定値 \hat{X}_m と暴走反応度 \hat{E}_p を出力させる。

ここで、サンプルタイム k における容器内温度、ジャケットの入口、出口温度を、それぞれ $X_1(k)$, $X_2(k)$, $X_3(k)$ [°C]とし、また攪拌機の回転数、濃度、コントローラからの出力を $r(k)$ [r/min], $I(k)$ [g/l-w], $u(k)$ [%]とする。重合率とは、重合反応での反応の進み具合を示し、モノマー（単量体）からポリマー（重合体）へ転化した割合を示し(2)式のようにになる。サンプリングして計算によって求める。NN2の結合係数の学習には、バックプロパゲーション法を用い暴走、異常反応の判断のための学習データと、化学反応状態の推定にはサンプリングでの測定データを学習データとしてあらかじめ学習をさせておく。学習データは、6.7.に記載する。学習パラメータは、学習率（ η ）= 0.001, 慣性項定数（ α ）= 0.2, 振動項定数（ β ）= -0.1とした

$$X_m = \frac{P}{X + \frac{M}{H+M+I+S}} \quad (2)$$

ここで、 X_m : 重合率, P : サンプル中のポリマー量 [g], X : サンプル量 [g], M : モノマー量 [g], H : 水 [g], I : 開始剤仕込み量 [g], S : 乳化剤の量 [g]とする。ここで用いた、ニューラルネットワークの構成は、実験に基づいて決定し、マイクロコンピュータに应用できるように最小のニューロン数で構成した。

4. ニューロによる温度制御結果

本温度制御手法で、条件を変え実際に実験を行った結果について述べる。構築した統合型ニューラルネットワークは、NEC製コンピュータ、PC9821Apを用いてC言語でプログラムを作成した。計算結果はコンピュータ内蔵のD/Aより、アナログ信号として出力され変換器を通して、ヒータと冷却バルブの制御を行う。計測ならびに制御ステップ時間は、3秒とした。

4-1. 実験室レベルの反応装置による中和反応

次に、Fig. 1に示す実験室レベルの実験装置を用いて実際に化学反応実験を行う。実験は塩酸と水酸化ナトリウム水溶液の中和反応とする。実験方法は、1基底の塩酸を用意し、塩酸0.1 [ℓ]に対してイオン交換水0.4 [ℓ]を加え0.2基底の塩酸を0.5 [ℓ]つくる。また、水酸化ナトリウム4 [g]をイオン交換水0.5 [ℓ]の中にとかし、0.2基底の水酸化ナトリウムを0.5 [ℓ]つくる。そして、0.2基底の塩酸0.5 [ℓ]を容器に入れておき実験を開始する。1000ステップ後(50min)からポンプを使って0.5 [ℓ]水酸化ナトリウム水溶液を10 [min]かけて加える。その時の発熱量は理論上1.375 [kcal]であり、加える水酸化ナトリウム水溶液の温度は17.9 [°C]のものを使って実験した。Fig. 9に容器内の温度制御結果を示す。また、Fig. 10に容器内温度制御結果の拡大図を示す。Fig. 11には、Water Bathの温度結果を示す。

P I D 制御で同様に行った実験結果もそれぞれのグラフに示す。

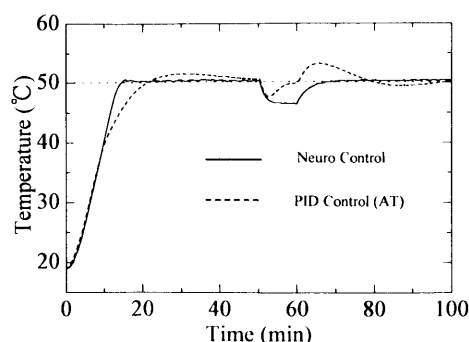


Fig.10 Result for neutralization reaction

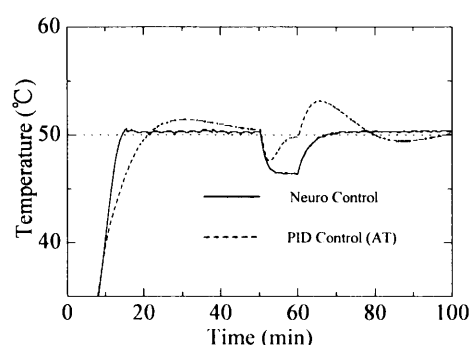


Fig.11 Result for neutralization reaction

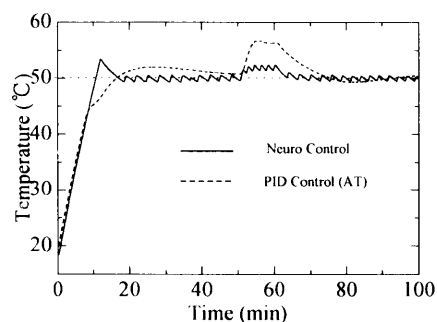


Fig.12 Result for Temperature in water Bath

水酸化ナトリウム水溶液を加えた後の設定値に対して P I D 制御のオーバーシュートは、 3.2°C で本手法のニューロコントローラを使った場合は、 0.3°C であった。また、反応後、定常状態に入ったときから 500 ステップ間の設定値と容器内の温度と $r m s$ 誤差は、P I D 制御の場合に 0.1452 で本手法のニューロコントローラの場合は 0.1306 であった。

4-2. パイロットプラントによる実験

次に、Fig2. に示すパイロットプラント用の自動反応装置を用い、水での温度制御実験を行う Fig. 13に時間遅れを考慮していない場合の制御結果を示し、Fig. 14に (1) 式を用いて時間遅れを考慮した制御結果と、さらに P I D カスケード制御の温度制御結果の比較した結果を示す。反応容器内には、水10 l を満たしそれぞれの設定値は 50°C とする。化学反応を開始するとき、試薬の滴下によって急激に温度が下がる時がある。それゆえにFig.15は、温度制御を行っている時に、水を注入し外乱を発生させたときの実験結果である。水の温度は 13°C であり40分後に0.5 l を入れ、次に47分後には同じく水を1 l 注入する。さらに60分後には、水2 l を注入しそれぞれの応答を確認した。いずれの状態においても、定常状態に達すると安定した。Fig. 16は、設定温度を、開始時点から30分後、30分後から60分までと60分後から100分後までにそれぞれ、 50°C 、 55°C 、 45°C と変化させたときの、容器内温度とジャケット入口温度を示している。容器内温度は、温度の上昇時でも下降時でもオーバーシュートやアンダーシュートは全く生じていない。これらのようにニューラルネットワークによる温度制御は、すべての実験においてP I D 制御をしのぐ制御性が得られた。

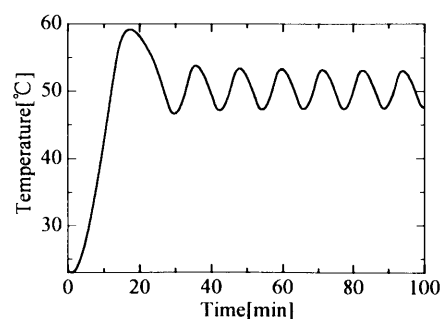


Fig.13 Result without a time delay consideration

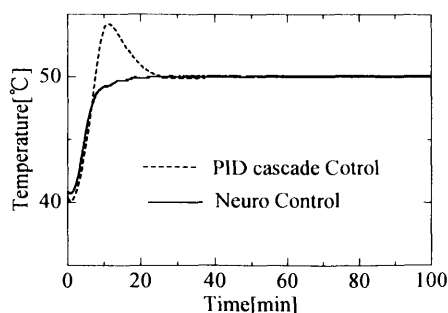


Fig.14 Result with a time delay consideration and comparison of PID cascade control

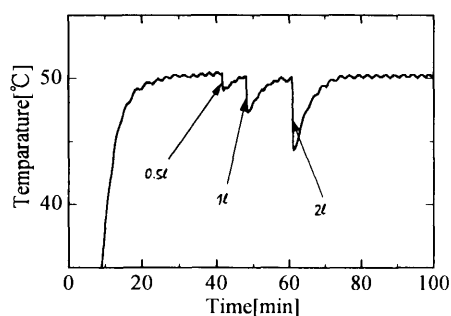


Fig.15 Experimental result by disturbance of cooling

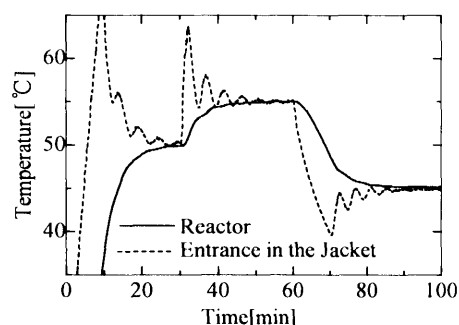


Fig.16 Experimental result by different set values

5. 化学反応の暴走，異常反応の判断

化学反応は，触媒やモノマーの滴下量によっては，急激な反応熱が発生し，発生した反応熱によりさらに反応が進行し暴走，異常反応が起こる危険性がある．従来のコントローラでは，温度，圧力，流量制御だけを個別に行っており，またさらにそれらの設定は人間が入力するために人為的ミスなどによって暴走反応が

発生する危険性がある．暴走反応による事故例は年間数例が報告されており早期に反応の異常が検出されれば事故は未然に防ぐことも可能となる．ここでは，暴走反応を予測し未然に防ぐコントローラ^[9, 11, 13]を，ニューラルネットワークで構築し，実験を行ってその有効性を確認する．

5-1. 実験による暴走，異常反応判断結果

学習は，シミュレーションと，装置で実際に異常な状態を模擬的に作り行わせる方法が考えられる．以前に我々は，異常な反応が生じているとするシミュレーションデータを用いて学習させ，暴走反応の判断を行った結果を報告した^[9, 13]．本報告では，前述の自動反応装置で，ヒータによって異常な発熱を生じさせて学習データを作り，正常，異常の状態を学習させた．実際の装置を用いて学習させたデータを Fig. 17 に示す．学習方法は，正常な反応を0として学習させ，ヒータによって加熱している開始8分後と18分後の150秒間を，暴走あるいは異常の反応として1を学習させた．攪拌機の回転数，濃度は一定とした．このときの，rms 誤差は，0.221であり学習回数は，2万回行った．つぎに，新たに実際の温度制御をさせ，求めた結合係数で，ヒータによる発熱と温水の注入によって異常発熱を生じさせどのように判断するかを実験で確かめた．温水の温度は90℃で1ℓ注入した．ヒータの容量は，2KWで，反応容器内に直接設置した．

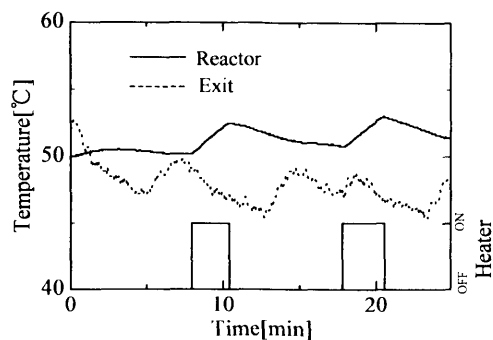


Fig.17 Learning data

Fig. 18に新たな実験を行い、開始3分後と22分30秒後に150秒間ヒータによる発熱をさせ、14分後に、温水を注入した場合の実験データを示す。Fig. 17において学習により得られた結合係数を持つFig. 9のNN2により、実験データに対する暴走、異常反応の判断を行う。Fig. 18のこの時の暴走、異常の判断結果をFig. 19に示す。ヒータで発熱させた3分後と22分直後に1まで反応しており、さらに温水を注入した14分直後にも、急激に1まで反応し、いずれの状態でも、暴走または異常反応であると正しい判断をしている。温水を注入したデータは学習させていないにもかかわらず、鮮明に1まで反応している。ニューラルネットワークによる汎化能力が十分に働いているとみなすことができる。学習データを得るために、実際に暴走、異常反応をさせることは難しいが、ヒータによる発熱を暴走、異常反応とみなして学習させることで、暴走、異常反応の判断が有効に働くことが分かった。

6. 重合反応実験による反応状態の把握

乳化重合反応やその他の多くの化学反応は、反応中にサンプリングを行って化学反応の重合率や反応速度などの状態を確認する必要がある。特に重合率は、Fig. 20に示すように、濃度と反応温度により反応の進

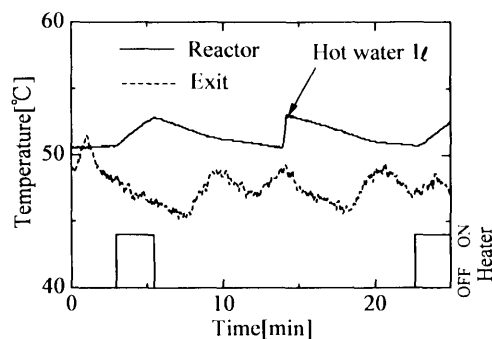


Fig. 18 Target data

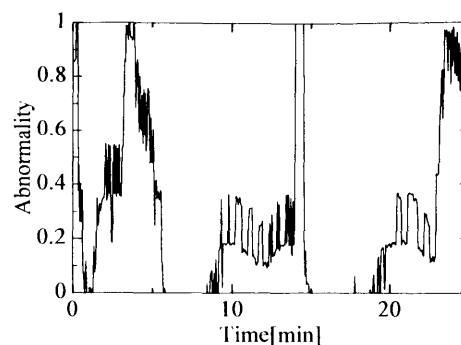


Fig. 19 Abnormal detection by NN2

み方が異なり非線形を示し反応の終点を見つけ出すのは難しい。また濃度や反応温度により同じ物質の反応においても、装置が異なると重合率は変化する。そのために何らかの化学反応の状態推定を行える手法が望まれている。現在まで重合率をオンラインで直接測定できる工業用測定器は開発されていない。本研究では、あらかじめ実験によってサンプリングしたデータを、学習データとしてニューラルネットワークに学習させ、オンラインで反応状態を推定する手法を提案する。

例として、実験室用の自動反応装置^[8]を用いて乳化重合反応^[12]を行う。実験は、最初に反応容器にモノマーの酢酸ビニール80 gにラウリル硫酸ナトリウム0.28 gと水300 gを仕込む。加熱して温度が安定した時点に反応開始剤である過硫酸カリウムの含まれた水溶液100 gを反応容器温度付近まで加熱した状態で一気に投入する。酢酸ビニールの重合反応が徐々に開始するとともに反応熱が発生する。反応開始時から一定時間おきに反応液のサンプリングを行い、分析して(2)式より重合率を算出する。このようにしてFig. 20に、反応温度、反応開始剤の濃度を変化させ実験した場合の重合率(X_m)の測定結果を示す。濃度あるいは温度が高い時は、重合率の上昇速度は早く、また濃度あるいは温度が低いとき上昇率は遅いことがわかる。

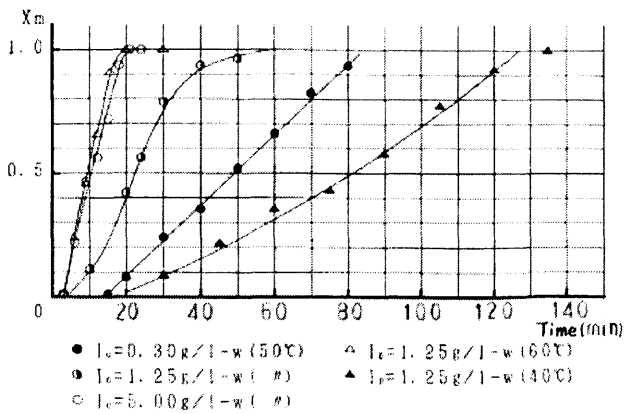


Fig.20 Chemical conversion

つぎに, Fig.20の実験で得た重合率の測定データ, 時間, 濃度, 反応温度をFig.9のNN2に入力し, その時系列データを1ステップごとに学習させる.

rms誤差が0.2以下になると学習完了とした. 求めた結合係数を用いて, どのようにニューラルネットワークが学習したのかを, 学習データと同様の時間, 濃度, 反応温度を, Fig.9のNN2に入力しどのように推定するかを確認する. さらに未学習の温度, 濃度データ, 時間を入力し適応可能な汎化能力を有しているかを確認する. ただし, 本状態推定は反応速度が, 反応の種類により異なるために, 同一の反応のみに適応できる.

6-1. シミュレーション結果

Fig.20の測定データをNN2に学習後に, 学習に用いた3種類の学習データを入力し, ニューラルネットワークによって重合率の推定した結果をFig.21に示す. 学習データのデータ数が少ないために少し誤差が生じているがほぼ実測データに近似したデータが得られた. 次に汎化能力の確認のために, 未学習の反応開始剤の濃度 3 g/l-w , 反応温度 40°C と濃度 0.75 g/l-w , 温度 60°C を入力したときの推定結果をFig.22に示す. ほぼ予想の結果が得られ, ニューラルネットワークによる汎化能力が働いている. これらの結果から, オンラインによって, サプリングせずに反応の状態の推定が良好に行え, 未学習のデータもほぼ推定ができニュ

ーラルネットワークによる汎化能力も有効に働いている. ただし, 時系列データだけの学習では汎化能力の範囲は, 約10%ほどと狭く誤差が生じた. そのためにFig.22のデータを得るには, 実測データの学習をランダムにする工夫をした. また, 学習回数やオンラインでの入力方法においては更に検討する必要がある, またデータ数も多くするほうが良い結果が得られる.

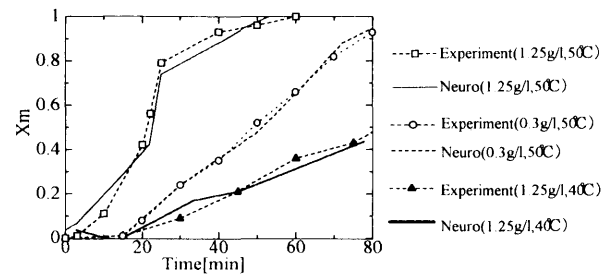


Fig.21 Simulation result by experimental data

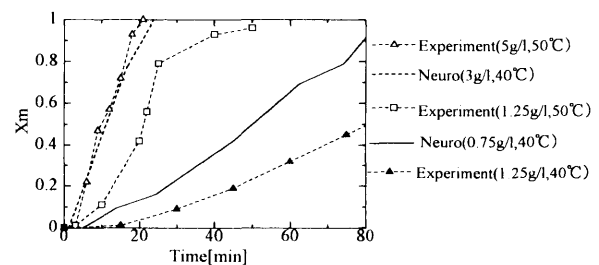


Fig.22 Simulation result by unknown data

7. 結論

本研究では化学反応に適した制御を行うことを目的として, 統合型ニューラルネットワークを用いてオンラインで化学反応の制御を行う手法を提案した. 温度制御においては, 時間遅れを考慮することにより実際の実験で, 従来からのPIDカスケード制御をしのぐ制御性を得た. さらに化学反応は, 装置の故障, 人為的なミスなどさまざまな理由により暴走反応が発生し, 爆発の危険性がある. 従来までは, 有効な予測, 判断方法についてはあまり研究されていなかった, 本研究では, 暴走, 異常反応の判断について検討をし, その有効性を示した. また化学反応の状態は, 従来まではサンプリングし分析により確認していたが, 測定データを

ニューラルネットワークに学習させることにより推定できることを示した。今後は、本手法を、マイクロコンピュータを用いて、化学反応専用のプロセスコントローラとして開発研究を行う予定である。

本研究は、平成11年度に科学技術振興事業団より独創的研究成果育成課題に採択され、今後は「人工知能型高機能プロセスコントローラ」として、轟産業（株）商品開発センターより更に改良され商品化される予定である。

参 考 文 献

- [1] 高津・伊藤：制御技術動向調査報告，プロセス装置産業における制御技術の適用状況：計測と制御，Vol. 36, No.4, pp. 238-244 (1997)
- [2] 山本・廣田・長迫・藤井：セルフチューニングPID制御系の設計とポリスチレン重合反応器への応用；システム制御情報学会論文誌，Vol. 7, No. 11, pp. 448-460 (1994)
- [3] 山本・兼田：一般化最小分散制御則に基づくセルフチューニングPID制御器の設計；システム制御情報学会論文誌，Vol. 11, No. 1, pp. 1-9 (1998)
- [4] 大松・山本：セルフチューニングコントロール、コロナ社 (1996)
- [5] K.J. Astrom, U. Borisson, L. Ljung and B. Wittenmark:
Theory and applications of self-tuning regulators; Automatica, Vol. 13, No. 5, pp. 457-476 (1977)
- [6] U. borisson: Self-tuning regulators for class of multivariable System; Automatica, Vol. 15, No. 2, pp. 209-215 (1979)
- [7] D.W. Clarke: Self-tuning control of nonminimum-phase system; Automatica, Vol. 20, no. 5, pp. 501-517 (1984)
- [8] 山内・朝倉・藤田：合成反応装置による反応熱測定と制御；第41回自動制御連合講演会予稿集，P. 239 (1998)
- [9] 山内・朝倉：自動反応装置用高機能ニューロコントローラの開発研究；システム制御情報学会論文誌，Vol. 14 No. 3, pp. 131-137 (2001)
- [10] 朝倉・中出・福田：ニューラルネットワークによる非線形振動系のカオスとその応用；機論62-596C (1996)
- [11] 山内・朝倉：ニューラルネットワークによる自動反応装置の温度制御 第9回インテリジェント・システム・シンポジウム予稿集 (1999)
- [12] M. Nomura and K. Fujita: Kinetics and mechanisms of unseeded emulsion polymerization of methacrylate; Polymer Reaction Eng., Vol. 2, No. 4, pp. 317-345 (1994)
- [13] N. Yamauchi and T. Asakura, Automated Control of a Synthesis System based on Integrated Neural Networks; Third IASTED International Conference, ASC2000, Banff, Canada (2000)